

基于仿生学的优化算法及其在信号处理中的应用

陈喆 耿国胜 崔行悦 殷拓 殷福亮

(大连理工大学信息与通信工程学院, 大连, 116024)

摘要: 仿生学优化算法是一类模仿生物行为和自然界现象的仿生算法,其目的是求解优化问题的全局最优解。本文首先介绍了各种仿生学优化算法的起源和基本原理,主要包括蚁群优化算法、粒子群优化算法、细菌觅食优化算法、蜂群优化算法、鱼群优化算法、萤火虫群优化算法、狼群优化算法、蝙蝠算法、鸡群优化算法、进化算法、免疫算法、克隆选择算法和小世界网络等。然后总结了仿生优化算法的研究现状,并给出了仿生优化算法在信号处理、图像处理、语音处理和通信网络等领域的典型应用。最后,归纳了仿生学优化算法的特点,并对如何扩展其适用范围、探索新的仿生学优化算法提出了基本思路,对其发展进行了展望。

关键词: 仿生学; 优化算法; 信号处理; 智能优化

中图分类号: TN911.72 **文献标志码:** A

Bionic Optimization Algorithms and Their Applications in Signal Processing

Chen Zhe, Geng Guosheng, Cui Xingyue, Yin Tuo, Yin Fuliang

(School of Information and Communication Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, 116024, China)

Abstract: Bionic optimization algorithm is a kind of bionic algorithm that imitates biological behaviors and natural phenomenon, whose aim is to find out the optimal solution of the target problem. In the paper, the origin and basic principles of various bionic optimization algorithms are first introduced, including ant colony algorithm, particle swarm algorithm, bacteria foraging algorithm, bee colony algorithm, fish swarm algorithm, glowworm swarm algorithm, wolf pack algorithm, bat algorithm, chicken swarm algorithm, evolutionary algorithm, immune algorithm, clonal selection algorithm, small-world network, and so on. Then, the state of the art of bionic optimization algorithms is reviewed, and some typical applications of bionic optimization algorithms in signal processing, image processing, speech processing and communication network are given. Finally, the features of bionic optimization algorithms are summarized, the basic ideas on how to extend their applications and explore new bionic optimization algorithms are presented, and the future developments of bionic optimization algorithms are also prospected.

Key words: bionics; optimization algorithms; signal processing; intelligent optimization

引 言

在音频处理、视频处理、通信网络、模式识别、自动控制、人工智能和生物医学等众多领域,经常要面对不同类型的优化问题。所谓优化问题,就是在众多解决方案中寻找最优解,即在一定约束条件下,寻找一组参数值,使某些最优性能度量得到满足,或者使系统中的某些性能指标达到最大或最小^[1]。通常,根据问题性质的不同,优化问题主要划分为以下几类:线性规划问题、(无)约束优化问题、多目标规划问题和动态规划问题等。传统的优化方法,如梯度下降法、牛顿法等,虽然可在一定程度上求解上述问题,但存在一些致命的缺点,例如,梯度类优化方法易陷入局部极小点;计算复杂度高,无法处理指数复杂度的优化问题等。为了有效地求解复杂优化问题,人们从自然界动植物活动现象中得到启发,提出了模拟生物种群行为的群体智能思想,建立了基于仿生学的优化方法,开拓了优化求解的新方向。

与传统优化方法相比,基于仿生学的优化方法本质上是一种概率并行搜索方法,其主要特点是:群体中的个体分布式并行搜索,具有较强的鲁棒性;每个个体遵循的规则比较简单,易于实现且方便扩充;群体中个体的行为既独立又相互联系,表现出高度的智能。基于以上特点,仿生学优化方法不仅优化速度快,而且能更有效地搜索到复杂优化问题的全局最优解。

人们很早就知道生物系统是工程设计、技术发明的源泉,是开辟新技术的主要途径之一,但真正主动、自觉的仿生研究最早可追溯到20世纪60年代。仿生学的概念于1960年在第1届仿生学讨论会上正式提出^[2]:仿生学就是模仿生物系统的原理来建造技术系统,或者使人造系统具有或类似于生物系统特征的一门学科。本文基于仿生学的优化算法,根据这个思路,通过模拟某种生物系统的特征,来有效地求解复杂的优化问题。

目前,仿生学优化算法研究方兴未艾,已取得重要进展,涌现出众多优化算法。考虑到仿生学优化算法种类繁多,机理各异,特点不同,且有的算法尚未被广大科技人员熟知,因此本文对蚁群优化算法、粒子群优化算法、细菌觅食优化算法、人工蜂群优化算法、人工鱼群算法、人工萤火虫群优化算法、人工狼群优化算法、人工蝙蝠算法、人工鸡群优化算法、进化算法、人工免疫算法、克隆选择算法和小世界网络等主要的仿生学优化算法的起源、原理、发展及应用进行综述,总结仿生学优化算法的特点,并对如何扩展其适用范围、探索新的仿生学优化算法给出基本思路,并对其发展进行了展望。

1 基于种群的优化算法

1.1 蚁群优化算法

意大利学者Dorigo受蚁群觅食行为的启发,于1991年提出了蚁群算法的早期形式^[1]——蚂蚁系统(Ant system, AS)。AS提出后不断改进^[3-4],形成了多种蚁群优化算法(Ant colony optimization, ACO)。1997年,Stutzle等^[5]提出了最大最小蚂蚁系统,有效地改善了蚁群算法收敛慢、易出现停滞的问题;高尚^[6]于2005年提出一种混沌蚁群算法,以混沌方式提高个体质量,利用混沌扰动避免陷入局部极值点;2010年,Panchi等^[7]将量子计算引入蚁群算法中,提出量子蚁群算法;2012年,张兆军等^[8]提出一种简化蚁群算法,该算法具有线性不变性和平移不变性且算法性能不受信息素下界的影响。

设 m 为蚂蚁个数, n 为迭代次数, i 为蚂蚁所在位置, j 为蚂蚁可到达的位置, Δ 为蚂蚁可到达位置的集合。 η_{ij} 为启发性信息,这里表示由 i 到 j 的路径的能见度,即 $\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$; L_k 为目标函数,算法中用两点间欧式距离表示; τ_{ij} 为由 i 到 j 的路径的信息素强度, $\Delta\tau_{ij}^k$ 为蚂蚁 k 在由 i 到 j 的路径上留下的信息素数量, ρ 为路径上信息素数量的蒸发系数, α 为路径权, β 为启发性信息的权, Q 为信息素质量系数; P_{ij}^k 为蚂蚁 k 从位置 i 移动到 j 的转移概率。蚁群算法的基本数学模型^[6]可描述为

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum_{j \in \Lambda} \tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta} & j \in \Lambda \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$\tau_{ij}(n+1) = \rho \tau_{ij}(n) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k \quad (2)$$

$$\Delta \tau_{ij}^k = \frac{Q}{\sum L_k} \quad (3)$$

蚁群算法最初主要用于求解经典的组合优化问题,随着众多改进算法的出现,其应用范围逐渐扩大。目前,蚁群算法在信息处理领域中的应用主要有:

(1) 网络路由: Schoonderwoerd 等^[9]率先将 ACO 用于解决通信网络的路由问题,提出了基于 ACO 的路由算法;2005 年, Hussein 等^[10]提出了改进的 ACO 算法,并用于计算移动自组织网络的路由;2011 年, Yan^[11]在无线传感器网络中引入蚁群算法,减少了能源消耗,延长了传感器寿命;2016 年, Vijayalakshmi 等^[12]将蚁群路由优化算法应用于节能移动 Adhoc 网络。

(2) 图像处理:2005 年,王晓年等^[13]用蚁群优化算法进行图像分割;2007 年, Kallel 等^[14]提出了一种基于非平稳马尔可夫模型的蚁群优化算法,并用于图像分类问题;2015 年,蒋伟杰^[15]将改进蚁群算法用于高速图像模糊区域分割中,降低了误分率;2016 年,杨思燕等^[16]提出一种基于蚁群算法的高阶图匹配方法,该算法匹配精度较高,鲁棒性强。

(3) 系统识别:汪镭等^[17]将蚁群算法推广到连续空间,并用于线性系统参数辨识问题;2006 年,杨义先等^[18]将混沌系统中的参数估计问题转化为参数优化问题,提出了一种混沌蚁群算法,并用于混沌系统的参数识别。

1.2 粒子群优化算法

Kennedy 和 Eberhart^[19]于 1995 年提出了粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO),这是一种基于种群智能的优化方法。

PSO 算法采用速度-位置搜索模型,其基本思路为:设目标搜索空间的维数为 D ,一个群体由 N 个粒子组成,其中第 i 个粒子可用 D 维向量 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $i=1, 2, \dots, N$ 表示,每个粒子的位置就是一个潜在的解。将 \mathbf{X}_i 代入到目标函数可以求出其适应值,适应值的大小可衡量解的优劣程度。第 i 个粒子的飞行速度 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 与当前搜索到的最优位置 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 都是 D 维向量,整个粒子群当前搜索到的最优位置用 $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 表示,则粒子的速度和位置的更新公式为

$$v_{id}^{k+1} = v_{id}^k + c_1 \text{rand}_1^k (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}_2^k (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (4)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (5)$$

式中:学习因子 c_1 和 c_2 为非负常数; $i=1, 2, \dots, D$; rand_1^k 和 rand_2^k 是在区间 $[0, 1]$ 上均匀分布且相互独立的伪随机数;速度上限 $|v_{id}| \leq v_{\max}$, 此处 v_{\max} 为常数。

经典的 PSO 算法计算简单、收敛速度较快且需要用户确定的参数少,其缺点是易陷入局部极小点、搜索精度不高以及对离散的问题处理不佳等。为此,一些学者对其进行了改进。1998 年, Shi 等^[20]将惯性权重引入到经典 PSO 算法中,提出了标准 PSO 算法;2009 年,张长胜等^[21]提出一种自适应离散粒子群算法,使惯性权重随迭代次数动态变化;2011 年,吴晓军等^[22]提出一种均匀搜索粒子群算法,该算法具有较高收敛速度和稳定性;2014 年,于洋等^[23]提出基于二进制的混沌粒子群算法(Binary chaotic particle swarm optimization, BCPSO),提高了参数优化的精度和稳定性;2015 年,刘峰等^[24]提出一种云自适应优化粒子滤波(Cloud adaptive particle swarm optimization, CAPSO)算法,使惯性权重满足快速

寻优能力。

随着 PSO 算法的不断发展,其在信息处理领域中得到了广泛应用。

(1) 电力系统:2006 年, Das 和 Venayagamoorthy^[25,26] 研究了 PSO 在电力系统稳定器设计中的应用;2008 年,李振坤等^[27] 将混合粒子群算法应用于配电网重构中,简化了网络结构。

(2) 生物医学:2009 年, Parsopoulos 等^[28] 研究了粒子群优化与统一粒子群优化方法,用于求解脑磁图逆问题;2016 年, Gunasundari 等^[29] 将布尔粒子群优化算法用于肝肾病诊断中,提高了特征提取精度。

(3) 模式识别与分类:2008 年, Holden 等^[30] 将 PSO 算法与 ACO 算法结合,完成数据分类工作; Ramadan 等^[31] 于 2009 年将 PSO 特征选择方法应用于人脸识别。

(4) 通信系统:2011 年, Singh^[32] 将基于种群的 PSO 算法应用于无线传感器网络定位中;2016 年,李海林等^[33] 将多目标粒子群算法(Multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)算法应用于阵列天线系统中。

1.3 细菌觅食优化算法

Passino^[34] 根据大肠杆菌的生存觅食原理,于 2002 年提出了一种群体智能优化方法——细菌觅食优化算法(Bacterial foraging optimization, BFO)。该算法通过趋向性计算、复制计算和迁徙计算的迭代来求解优化问题。

细菌觅食算法的具体步骤如下:

设 N_c, N_{re}, N_{ed} 分别表示趋向性计算、复制计算和迁徙计算需要执行的次数, l, k, j 的初值均为 0。

- (1) 对群体初始化,利用评价函数对群体中的个体进行优劣评估;
- (2) 判断是否完成全部迁移操作,如果 $l < N_{ed}$,则执行步骤(3),否则整个算法结束;
- (3) 判断是否完成全部复制操作,如果 $k < N_{re}$,则执行步骤(4),否则转向步骤(7);
- (4) 趋向性计算: $j = j + 1$;对个体进行趋向性操作;
- (5) 判断是否完成全部趋向性操作,如果 $j < N_c$,转向步骤(4);否则,执行步骤(6);
- (6) 复制计算: $k = k + 1$,转向步骤(3);
- (7) 迁移计算: $l = l + 1$,转向步骤(2)。

经典的细菌觅食优化算法简单容易实现,具有较强的并行处理和全局搜索能力,但其也存在整体性能受参数影响及收敛速度较慢等缺点。对此,一些学者对其进行了改进。2009 年, Datta 等^[35] 提出了具有自适应趋向性步长的 BFO 算法(Adaptive bacteria-foraging algorithm, ABFA);2014 年, Fei Li 等^[36] 提出量子细菌觅食优化算法(Quantum bacterial foraging optimization, QBFO),其在收敛速度、稳定性和寻找全局最优解方面性能较优;2016 年, Yan 等^[37] 提出一种改进的细菌觅食算法(Modified bacterial foraging optimization, MBFO),提高了全局寻优能力。

细菌觅食算法在电力系统、模式识别和图像/语音处理等领域都有成功的应用。

(1) 电力系统:2007 年, Tripathy 等^[38] 将改进后的 BFO 算法用于电力网络的功率损耗和电压稳定性的优化;2010 年,文献[39]考虑实际应用中传输安全性,提出了基于 BFO 算法的最优化潮流问题。

(2) 模式识别:2007 年, Acharya 等^[40] 提出了基于独立成分分析的 BFO 算法,并用于求解盲信号分离问题;随后 2011 年,李丹等^[41] 提出了基于 BFO 的盲源分离算法,获得了更好的效果; Dasgupta 等^[42] 将提出的自适应 BFO 算法用于复杂噪声图像的圆检测问题,其效果优于传统的 BFO 算法。

(3) 语音/图像处理:2012 年, Eshghi 等^[43] 基于 BFO 思想,提出了非线性有源噪声消除方法,该方法可有效地避免优化结果陷入局部极值点;2011 年, Sathya 等^[44] 利用 BFO 思想来加速最小交叉熵算法,可有效地进行图像分割;2015 年,周逊等^[45] 提出基于离散细菌觅食算法的彩色图像分割;文献[46]用 BFO 算法求解病态最小二乘法问题,用于完成图像恢复。

1.4 人工蜂群优化算法

为更好地解决函数优化问题, Karaboga 模拟蜜蜂采蜜的行为, 于 2005 年提出了一种仿生智能优化算法^[47]——人工蜂群算法(Artificial bee colony, ABC)。该算法操作简单, 无需设置很多参数且具有良好的函数优化能力, 但其存在收敛速度慢、易陷入局部极值点等问题。近几年, 基于人工蜂群优化算法逐渐成为研究热点: 2011 年, 高卫峰等^[48]针对上述缺点提出了混合的人工蜂群算法(Hybrid artificial bee colony, HABC), 在提高算法收敛速度的同时维护了群体多样性; 2012 年, 毕晓君等^[49]利用自由搜索算法中的模型代替传统轮盘赌模型, 并引入反向学习(Opposition-based learning, OBL)策略, 提出一种改进的人工蜂群算法; 2015 年, 朱冰莲等^[50]提出了基于逻辑运算的离散人工蜂群算法, 提高了算法的搜索效率、收敛速度和优化性能。

人工蜂群算法的主要步骤如下:

(1) 初始化: 第 i 个食物源的位置用 d 维向量表示, N 表示人工蜂群的规模, 对蜂群 $\mathbf{X}_i(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})^T, i = 1, 2, \dots, N$, 进行初始化; 并根据式(6)计算每个解的适应度。

$$\text{fit}_i = \begin{cases} \frac{1}{(1 + f_i)} & f_i > 0 \\ 1 - f_i & f_i \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: f_i 为第 i 个解的目标函数值, fit_i 为第 i 个解的适应度。

(2) 新解产生: 采蜜蜂根据式(7)做邻域搜索来产生新解 \mathbf{V}_i , 并根据式(6)计算其适应度

$$v_{ij} = x_{ij} + r_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (7)$$

式中: $k \in \{1, 2, \dots, N\}, j \in \{1, 2, \dots, d\}$, 且 k 和 j 都是随机取的, $k \neq i; r_{ij} \in [-1, 1]$ 为一控制 x_{ij} 邻域范围大小的随机数。

(3) 适应度比较: 当 \mathbf{V}_i 的适应度好于 \mathbf{X}_i 时, 将 \mathbf{V}_i 作为当前最好解, 用 \mathbf{V}_i 替换 \mathbf{X}_i 。

(4) 适应度与概率的计算: 计算 \mathbf{X}_i 的适应度, 并根据式(8)计算与 \mathbf{X}_i 相关的概率值 P_i

$$P_i = \frac{\text{fit}_i}{\sum_{i=1}^{SN} \text{fit}_i} \quad (8)$$

(5) 食物源选择: 观察蜂依概率 P_i 选取食物源(解), 并进行邻域搜索得到新解 \mathbf{V}_i , 同时根据式(6)计算适应度。

(6) 适应度比较: 当 \mathbf{V}_i 的适应度好于 \mathbf{X}_i 时, 将 \mathbf{V}_i 作为当前最好解, 用 \mathbf{V}_i 替换 \mathbf{X}_i 。

(7) 判断是否有解需要放弃(某个解被更新的次数是否超过控制参数 limit), 若有, 则根据式(9)产生解 x_{ij} 替换它

$$x_{ij} = x_{\min j} + \text{rand}(0, 1)(x_{\max i} - x_{\min j}) \quad (9)$$

式中: $j \in \{1, 2, \dots, d\}; x_{\max j}$ 与 $x_{\min j}$ 分别为 x_{ij} 的上、下限; $\text{rand}(0, 1)$ 为 $(0, 1)$ 之间的随机数。

(8) 记录目前的最优解。

(9) 判断循环是否达到最大迭代次数, 若达到则终止, 并输出最优结果; 否则返回步骤(2)。

人工蜂群算法的应用领域主要有:

(1) 图像处理: 2009 年, Benala^[51]提出了一种基于 ABC 的图像边缘增强方法; 2012 年, 杜培军^[52]将 ABC 算法应用于图像分割中, 取得了良好的效果。

(2) 通信系统: 2011 年, Okdem 等^[53]用 ABC 算法完成了无线传感器网络中的路由选择; 2012 年, 文献^[54]利用 ABC 算法在无线网络中构造出最小联支支配集, 其后, 文献^[55]也将 ABC 算法用于认知无线电中的功率分配问题。

(3) 模式识别/聚类分析: Marlnakls 等^[56]提出了离散 ABC 算法, 用来求解聚类中的特征选择问题;

2011年,刘雷等^[57]提出了基于ABC原理的划分聚类算法,该算法具有良好的搜索能力与较高的准确性;文献^[58]将ABC算法用于数据挖掘。

1.5 人工鱼群算法

在人工鱼理论的基础上,李晓磊受鱼群的觅食、聚群及追尾行为的启发,于2002年提出一种基于动物行为的群体智能优化算法^[59]——人工鱼群算法(Artificial fish-school, AFS)。

设人工鱼个体的状态向量 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_K)$, 其中 $x_k (k=1, 2, \dots, K)$ 为用来寻找最优解的控制变量; V 表示人工鱼的感知距离数; S_{\max} 表示人工鱼移动的最大距离; FC 为人工鱼当前位置的食物浓度; 人工鱼个体之间的距离 d_{ij} 表示为范数 $\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|$; δ 表示拥挤度因子; A_q 表示安全度系数。人工鱼群算法可描述为:

(1) 觅食行为:人工鱼当前状态由 \mathbf{X}_i 表示,随机地在其可见域内 ($d_{ij} \leq \text{VISUAL}$) 选择状态 \mathbf{X}_j , 若当前状态的食物浓度小于状态 \mathbf{X}_j 的食物浓度时,则向状态 \mathbf{X}_j 方向前进一步;否则,需重新在其可见域内选择状态 \mathbf{X}_j ;反复执行数次后,若前进条件仍然不满足,则随机移动一步。以上描述的数学表达式为

$$x_{i \text{ next } k} = \begin{cases} x_{ik} + \text{rand}(S_{\max})(x_{jk} - x_{ik}) / \|\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i\| & FC_j > FC_i \\ x_{ik} + \text{rand}(S_{\max}) & FC_j \leq FC_i \end{cases} \quad (10)$$

式中: x_{jk} , x_{ik} 和 $x_{i \text{ next } k}$ 分别表示状态向量 \mathbf{X}_j , \mathbf{X}_i 及人工鱼下一步状态向量 $\mathbf{X}_{i \text{ next}}$ 的第 k 个元素, $\text{rand}(S_{\max})$ 表示 $[0, S_{\max}]$ 间的随机数。

(2) 聚群行为: n 表示人工鱼可见域内的伙伴数,构成集合 KJ 。

$$KJ_i = \{\mathbf{X}_j \mid \|\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i\| \leq V\} \quad (11)$$

若 $KJ_i = \varphi$ (φ 为空集),表明没有其他伙伴在其可见域内, $n < 1$; 否则, $n \geq 1$ 。计算伙伴中心位置 \mathbf{X}_c 。

$$x_{ck} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{jk} \quad (12)$$

式中: x_{jk} 表示第 j 个伙伴 \mathbf{X}_j 的第 k 个元素 $j = (1, 2, \dots, n)$; x_{ck} 表示中心位置状态向量 \mathbf{X}_c 的第 k 个元素。然后计算该中心位置的食物浓度 FC_c , 若满足

$$e^{A_q}(FC_c/\delta) > FC_i \quad A_q \leq 1, \delta > 1 \quad (13)$$

表明伙伴中心位置不太拥挤而且安全度较高,则进行式(14)计算;否则,执行觅食行为

$$x_{i \text{ next } k} = \frac{x_{ik} + \text{rand}(S_{\max})(x_{ck} - x_{ik})}{\|\mathbf{X}_c - \mathbf{X}_i\|} \quad (14)$$

如果 $KJ_i = \varphi$,表明其他伙伴不在可见域内,则执行第(1)步中觅食行为。

(3) 追尾行为:在人工鱼可见域内,搜索食物浓度 FC 最大的伙伴 \mathbf{X}_{\max} 满足

$$x_{i \text{ next } k} = \frac{x_{ik} + \text{rand}(S_{\max})(x_{\max k} - x_{ik})}{\|\mathbf{X}_{\max} - \mathbf{X}_i\|} \quad (15)$$

式中: $x_{\max k}$ 表示状态向量 \mathbf{X}_{\max} 的第 k 个元素。若当前可见域内无其他伙伴,可以进行第(1)步中的觅食行为。

在人工鱼群算法中设立一个公告板,用来记录最优人工鱼位置的食物浓度值及状态。每条人工鱼在移动一次后就将自身当前状态与公告板进行比较,当自身状态优于公告板时,则用自身状态取代公告板状态。

人工鱼群算法有如下特点:跳出局部最优解的能力强,收敛速度较快且可实现并行处理,但其获得的是可行解,精度不够高。2014年, Xue^[60]提出一种自适应混合人工鱼群算法,提高了搜索速度;2015年,侯剑等^[61]提出了一种人工鱼群协同算法,提高了收敛速度和寻优精度。

人工鱼群算法在图像处理、通信、聚类分析和电力传输系统等方面都有广泛的应用。例如,丁生荣等^[62]在图像增强中引入AFS算法,使其对比度得到提高;潘喆等^[63]将人工鱼群算法应用于二维Otsu

图像分割;廖灿星等^[64]基于混合 AFS 算法优化传感网络;赫登旭等^[65]提出了基于 AFS 算法的聚类分析,具有较好的并行性。

1.6 人工萤火虫群优化算法

人工萤火虫群优化算法(Glowworm swarm optimization, GSO)是由 Krishnanand 和 Ghose 于 2005 年提出的一种模拟自然界中萤火虫群体智能行为的仿生优化算法^[66, 67]。

GSO 算法的基本步骤如下:

(1) 初始化:在空间中随机放置 n 个萤火虫,每个萤火虫的荧光素为 l_0 ,动态决策域为 r_0 ,邻域阈值为 n_i ,初始化步长为 s ,荧光素更新率为 γ ,荧光素消失率为 ρ ,萤火虫感知域为 r_s ,动态决策更新率为 β 。

(2) 根据式(16)更新萤火虫 i 的荧光素值

$$l_i(t) = (1 - \rho)l_i(t-1) + \gamma J(X_i(t)) \quad (16)$$

式中: $l_i(t)$ 为萤火虫 i 在 t 时刻的荧光素值, $J(X_i(t))$ 为萤火虫 i 在 t 时刻所在位置 $x_i(t)$ 的目标函数值。

(3) 通过式(17)寻找萤火虫 i 的邻域

$$N_i(t) = \{j: \|X_j(t) - X_i(t)\| < r_d^i(t); l_j(t) < l_i(t)\} \quad (17)$$

式中: $r_d^i(t)$ 表示在 t 时刻萤火虫 i 的动态决策域; $N_i(t)$ 表示在 t 时刻萤火虫 i 邻域的集合。

(4) 萤火虫的移动方向由其邻域集合中各萤火虫的荧光素浓度来决定,在 t 时刻第 i 只萤火虫向其邻域集合中第 j 只萤火虫移动的概率 $P_{ij}(t)$ 为

$$P_{ij}(t) = \frac{l_j(t) - l_i(t)}{\sum_{k \in N_i(t)} (l_k(t) - l_i(t))} \quad (18)$$

(5) 更新萤火虫 i 的位置

$$X_i(t+1) = X_i(t) + s \left(\frac{X_j(t) - X_i(t)}{\|X_j(t) - X_i(t)\|} \right) \quad (19)$$

(6) 更新动态决策域

$$r_d^i(t+1) = \min\{r_s, \max\{0, r_d^i(t), \beta(n_i - |N_i(t)|)\}\} \quad (20)$$

(7) 如果达到给定解精度或迭代次数,则停止迭代,否则, $t = t + 1$,转回步骤(2)。

相比于其他群智能优化算法,人工萤火虫群算法的优点是调节参数少,计算速度快,占用内存小;但其也存在收敛速度不够快和易陷入局部极值点等缺陷。因此,一些学者对其进行了改进:2009年, Krishnanand 和 Ghose^[68]提出了一种多值域的寻优方案,并证明了其可行性;2014年, Du 等^[69]提出一种简化的萤火虫优化算法,在简化位置更新的同时提高了算法精度和优化效率;2015年,刘俊彤等^[70]提出了基于 t 分布的变异萤火虫算法,该算法全局寻优能力较强。

目前,GSO 算法已在信号源定位、模式识别、图像处理 and 通信领域得到应用。例如,2006年, Krishnanand 等^[71]用集成多机器人系统模拟萤火虫群来实现多束源定位;2011年, Senthilnath 等^[72]将萤火虫优化算法应用于多光谱卫星遥感图像分类,取得了良好的效果;文献[73]提出了基于 GSO 的最大熵阈值方法,解决了多级图像的阈值选择问题;Leidenfrost 等^[74]将基于自组织萤火虫同步算法应用于 Ad Hoc 无线网络中;2014年, Jiang 等^[75]将 GSO 算法应用到雷达目标探测中。

1.7 人工狼群优化算法

Yang 等^[76]受狼群觅食行为的启发,于 2007 年提出了狼群优化算法的早期形式——狼群搜索(Wolf pack search, WPS),WPS 经过不断改进和优化,形成了一系列的人工狼群优化算法(Wolf colony algorithm, WCA)。2011年,柳长安等^[77]正式提出狼群优化算法,并验证该算法全局搜索能力强、收敛速度快;2013年,周强提出一种基于领导者策略的狼群搜索算法,提高了求解精度和收敛速度;2016年, Fong 等^[78]提出一种基于记忆结构的精确狼群搜索算法,其思想是将狼群所搜索过的地方有效地记忆下

来,从而提高寻优能力和收敛速度。

人工狼群算法主要通过游猎行为、围攻行为和分配原则等 3 种方式迭代求解优化问题,其具体步骤如下

(1) 初始化:设搜索空间为 D 维,初始化狼群个数为 n ,游猎狼个数为 q ,搜索方向为 h ,搜索步长为 a ,最大搜索次数为 n_{\max} ,围攻步长为 b ,最差人工狼个数为 m ,最大迭代次数为 g_{\max} ,第 i 匹狼的位置为 $\mathbf{X}_i(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id}, \dots, X_{iD}), i=1, 2, \dots, n$ 。

(2) 游猎行为:每匹游猎狼以步长 a 向 h 个方向分别前进一步,计算每个方向感知到的猎物浓度,选择浓度最强处为最优位置,则第 i 匹游猎狼向第 $p(p=1, 2, \dots, h)$ 个方向前进后的位置更新为

$$\mathbf{X}_j = \mathbf{X}_i + \text{rand} \cdot a \quad (21)$$

式中:rand 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数。

(3) 围攻行为:当游猎人工狼发现猎物时,通过嚎叫召唤同伴进行围攻行为。对于第 k 代狼群, G_d^k 为猎物在 D 维空间的位置,则狼群对猎物的围攻行为可表示为

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + \text{rand} \cdot b \cdot (G_d^k - X_{id}^k) \quad (22)$$

式中:rand 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。人工狼在 D 维空间的位置变化范围为 $[X_{\min d}, X_{\max d}]$,若式(22)计算出的值超过该范围,则设置其为边界值。

(4) 狼群更新:按“强者生存”的原则更新狼群,即随机产生 m 匹新狼,代替狼群中目标函数值最差的 m 匹狼。

(5) 判断循环是否达到最大迭代次数,若达到则终止,并输出最优人工狼位置;否则返回步骤(2)。

人工狼群算法在电力系统、信号处理和人工智能等方面都有一定应用。例如,Han 等^[79]将 WCA 应用于智能电网,得到了改进的控制方法;刁鸣等^[80]提出了基于狼群优化的神经网络频谱感知算法;伊廷华等^[81]研究了等级划分狼群算法的三维传感器优化布置;鄢小虎等^[82]将 WCA 应用于移动机器人路径规划研究,并验证了其正确性和可行性。

1.8 人工蝙蝠算法

杨新社^[83]受蝙蝠回声定位行为的启发,于 2010 年提出了蝙蝠算法(Bat algorithm, BA),它是一种模拟群体智能的优化方法。

在蝙蝠算法中,蝙蝠回声定位中的一些特征被理想化处理,其规则为:(1) 所有蝙蝠个体都可以使用超声波判别食物/猎物和周围障碍物。(2) 蝙蝠在位置 \mathbf{X}_i 以速度 \mathbf{V}_i 飞行时,以固定频率 f_i 、可变化波长 λ 和响度 A_0 来搜索猎物。它们可根据目标距离的远近等条件自动调整所发出的脉冲波长(或频率)和发射脉冲的频度。(3) 发射脉冲的响度在固定最大值 A_0 和最小值 A_{\min} 之间变化。

基于以上理想化规则,蝙蝠算法的流程具体步骤如下

(1) 初始化:设 m 个蝙蝠构成一个蝙蝠群,对第 i 只蝙蝠的位置 $\mathbf{X}_i(x_{i1}, \dots, x_{id}, \dots, x_{iD})$,速度 $\mathbf{V}_i(v_{i1}, \dots, v_{id}, \dots, v_{iD}), i=1, 2, \dots, m$,随机初始化为蝙蝠在 \mathbf{X}_i 处发射的脉冲频率 f_i ;初始化脉冲的响度 A_0 和脉冲发射速率 r_i ,最大频率 Q_{\max} 和最小频率 Q_{\min} 。

(2) 计算种群中蝙蝠的最优位置 p_{gd} 。

(3) 根据式(23-25)更新第 i 只蝙蝠的位置 x_{id} 和速度 V_{id} 并检查 x_{id} 是否越界。

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \text{rand}(0, 1) \quad (23)$$

$$\mathbf{V}_i^t = \mathbf{V}_i^{t-1} + (\mathbf{X}_i^{t-1} - \mathbf{X}_s) f_i \quad (24)$$

$$\mathbf{X}_i^t = \mathbf{X}_i^{t-1} + \mathbf{V}_i^t \quad (25)$$

式中:rand(0,1)是 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机变量; t 为迭代次数; x^* 为当前全局最优位置。

(4) 判断随机数 rand 是否大于 r_i , 如果否,则执行步骤(6);如果是,则转入局部搜索,即从最佳解中

随机选择一个解,在该解附近由式(26)产生新的局部解。

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \mathbf{X}_{\text{old}} + \text{rand}(0,1)A' \quad (26)$$

式中: $\text{rand}(0,1)$ 为 $[-1,1]$ 之间的随机数, A' 是当前蝙蝠种群在这一代里的平均响度。

(5) 适应度比较:若新解的适应度优于当前个体适应度且 $\text{rand} < \text{响度} A$,则更新蝙蝠位置。

(6) 全局适应度比较:若当次迭代中,蝙蝠 i 的适应度优于 p_{gd} ,则用 $x_{i\text{d}}$ 替换 p_{gd} ,否则 p_{gd} 不变。

(7) 由式(27,28)更新响度 A_i 和脉冲发射速率 r_i 。

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (27)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (28)$$

(8) 判断循环是否达到最大迭代次数,若达到则终止,并输出全局最优解 p_{gd} ;否则返回步骤(3)。

相比于其他群智能优化算法,蝙蝠算法的最大优点是具有良好的搜索速度和收敛性,鲁棒性好,但存在易陷入局部最优等缺陷。目前,一些学者对其进行了深入研究:2015年,Deng等^[84]将混沌算法与BA结合,得到混沌变异蝙蝠算法;同年,Miodragovic等^[85]提出了一种循环蝙蝠簇算法(Loop bat family algorithm, LBFA),并验证了其正确性;2016年,Topal等^[86]提出了一种动态虚拟蝙蝠算法(Dynamic virtual bats algorithm, DVBA),该算法性能高,收敛速率较快。

目前BA已经广泛应用于信号处理、通信、电力系统、模糊控制、网络优化和医疗等众多领域。2014年,Prajna等^[87]将BA应用于双通道语音增强中,提高了增强语音的质量和可辨识度;2016年,Senthilnath等^[88]提出一种新颖BA并将其应用于图像分类中;同年,Abd-Elazim等^[89]设计了基于BA的频率控制器,并将其用于非线性电力系统中;Rahmani等^[90]将BA应用于仿生机器人的自适应控制中,使其在轨迹跟踪和减少震颤等方面得到优化;2015年,Kora等^[91]将改进的BA用于提取心电图特征来检测心肌梗死,效果较优。

1.9 人工鸡群优化算法

Meng等^[92]根据鸡群觅食行为,于2014年提出了一种群体智能优化方法——人工鸡群优化算法(Chicken swarm optimization, CSO)。

鸡群算法遵从以下4个规则:(1)群中存在若干子群,每个子群由若干公鸡、母鸡和雏鸡组成。(2)按照适应度值判断个体身份。具有最优适应度值的若干个体判断为公鸡,作为每个子群的首领;适应度最差的若干个体判断为雏鸡,其余的为母鸡。母鸡随机选择子群,且母鸡和雏鸡的“母子关系”随机建立。(3)鸡群中,等级制度一旦建立将维持不变,仅随迭代过程更新。(4)公鸡为鸡群领食者,母鸡带领雏鸡在其周围觅食。在食物竞争中,公鸡的优势最大,其次是母鸡,雏鸡最不具优势。

人工鸡群优化算法的具体步骤如下:

(1) 初始化:设 N 只鸡构成一个鸡群,定义 N_R, N_H, N_C, N_M 分别为公鸡、母鸡、雏鸡和具有“母子关系”母鸡的个数,鸡群分为 G 组,最大迭代次数为 T 。随机对第 i 只鸡在 j 维空间 t 时刻的位置 x_{ij}^t ($i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, D$)初始化。

(2) 计算鸡群适应度值,初始化当次迭代中个体的最优位置 p_{best} 和全局最优位置 g_{best} 。

(3) 等级制度建立:按适应度值对鸡群个体排序,建立等级制度,随机指定母鸡和雏鸡的对应关系。

(4) 位置更新:当第 i 只鸡为公鸡时,按式(29)更新位置。

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t (1 + \text{randn}(0, \sigma^2)) \quad (29)$$

$$\sigma^2 = \begin{cases} 1 & f_i \leq f_k \\ \exp\left(\frac{f_k - f_i}{|f_i| + \epsilon}\right) & \text{其他} \end{cases} \quad (30)$$

式中: randn 为正态分布的随机数; ϵ 为较小常数; k 为除 i 的任一公鸡; f_i 和 f_k ($k=1, 2, \dots, N$)分别为第 i 和 k 只公鸡的适应度值。

当第 i 只鸡为母鸡时,按式(31)更新位置。

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + S_1 \text{rand}(x_{rj}^t - x_{ij}^t) + S_2 \text{rand}(x_{ij}^t - x_{ij}^t) \quad (31)$$

式中: $S_1 = \exp\left(\frac{f_i - f_r}{|f_i| + \epsilon}\right)$, $S_2 = \exp(f_s - f_i)$;rand 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数; r 为母鸡所在组群中的公鸡; s 为从整个鸡群中随机选择出的公鸡或母鸡, $r \neq s$ 。

当第 i 只鸡为在母鸡身边的雏鸡时,按式(32)更新位置。

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + F(x_{m,j}^t - x_{ij}^t) \quad (32)$$

式中: $F \in [0, 2]$ 为跟随系数; m 为雏鸡跟随的母鸡。

(5) 适应度更新:若新位置的适应度值优于当前个体适应度值,则更新个体最优位置 p_{best} ;若新位置的适应度值优于全局最优位置 g_{best} ,则更新 g_{best} 。

(6) 判断循环是否达到最大迭代次数,若达到则终止,并输出最优结果;否则返回步骤(2)。

鸡群优化算法具有收敛速度快、收敛精度高、寻优效果好和鲁棒性强等优点,但其在求解高维优化问题时,存在收敛精度较低、易陷入局部最优、出现早熟收敛等缺点。因此,一些学者对其进行了改进:2015年,Chen等^[93]提出一种改进的鸡群算法,提高了优化精度和稳定性;同年,Wu等^[94]将惯性权重和学习因子引入到鸡群算法中,改善了原算法易陷入局部极值点的问题。

虽然人工鸡群优化算法发展时间短,但由于其优点众多已应用于通信系统、数据挖掘等工程领域。2015年,Subhabrata等^[95]将CSO算法应用于Turbo码中来提高通信信道的信噪比;2016年,Chen等^[96]将CSO算法应用于无线传感器网络定位中,获得了较好的定位精度;同年,洪杨等^[97]将CSO算法应用于分类器系数优化中,其错误率降低,训练时间缩短。

1.10 进化算法

进化算法(Evolutionary algorithm, EA)是一类借鉴生物界自然选择与遗传机制的随机搜索算法。进化算法有3个分支:进化规划(Evolutionary programming, EP)、进化策略(Evolutionary strategy, ES)和遗传算法(Genetic algorithm, GA)。虽然这三大分支在算法实现上有些差异,但其共同特点都是利用生物进化的思想与原理来解决优化问题。由于进化算法起源较早且应用广泛,其算法较为成熟,故这里所有只概述进化算法的步骤及应用。

进化算法的一般步骤为:(1)选定一组初始解;(2)对当前初始解性能进行评价;(3)根据(2)中的评价结果,从当前这组解中选择一定数量的解作为迭代后解的基础;(4)对(3)中得到的解进行操作(重组或者变异),产生迭代后的解;(5)验证(4)中的解是否满足迭代终止条件,若满足,则终止;否则,把这组解作为当前解,转向(2)。

进化算法近30年来备受关注,它具有对函数依赖性小、适应范围广、鲁棒性好和适用于并行计算等优点,在计算机科学和信号处理领域中得到了广泛应用。

(1) 图像/视频处理:2006年,王建峰等^[98]提出了一种基于分层遗传算法和梯度算子的图像边缘检测方法,使得边缘检测更加准确;2007年,Situ等^[99]提出了基于进化策略的图像分割技术,可以从皮肤病变图像中自动检测出病变区域;在2006年,Mayuran等^[100]提出了基于进化策略的运动估计算法,将其应用于H.264视频编码器中,可以明显降低计算量。

(2) 模式识别:2007年,Alexandre等^[101]给出了一种基于限制搜索遗传算法的特征选择声学分类方法,并将其应用于助听器中;Patrick等^[102]提出了基于进化算法的聚类方法,对基因表达微阵列数据进行分析;2016年,宋文展等^[103]提出了集成进化分类算法,在基本保持分类精度的前提下大幅度减少了分类器数。

(3) 天线设计:2008年,Zhang等^[104]给出了基于差分进化策略的薄型螺旋天线设计方法,效果明显;2011年,Ridwan等^[105]应用GA算法设计出非均匀天线阵列,其后2012年又出现多种基于遗传算法

的天线阵列设计方法^[106, 107]。

1.11 人工免疫算法

人们从生物免疫系统的运行机制中获得灵感,提出了免疫系统计算模型——人工免疫系统(Artificial immune system, AIS)。Timmis给出的人工免疫系统的定义^[108]是:“AIS是一种理论生物学启发而来的计算范式,它借鉴了一些免疫系统的功能、原理和模型,并用于复杂问题的解决。”人工免疫算法就是通过模拟人工免疫学原理而设计的一种仿生算法。

用人工免疫算法求解优化问题时,目标函数作为抗原,候选解作为抗体,亲和力用来描述抗体和抗原之间的匹配程度,而排斥力用来表示两个抗体之间的相似程度。人工免疫算法的基本步骤为

(1) 问题定义:人工免疫算法的抗原由输入问题的目标函数和约束条件给出。

(2) 抗体群的产生:通常初始抗体可由解空间中随机产生的 N 个候选解表示(N 表示抗体群中抗体的个数)。

(3) 抗体适应值的计算:计算抗体和抗原亲和力,亲和力越大,则说明抗体和抗原匹配越好;反之,匹配差。

(4) 免疫细胞生成:将抗体中适应值大的作为记忆细胞,进行存储。

(5) 抗体的选择:在原有的 N 个有效抗体和若干个新产生的抗体中,新抗体群按照“优胜劣汰”的自然选择机制,选择出与抗原匹配最好的 N 个抗体。在选择时,计算适应度相近抗体间的浓度,若浓度高,则抑制相同抗体进入新抗体群中,保持群中抗体的多样性,增强了新抗体群的免疫力,防止算法陷入局部最优解。

(6) 抗体演化:群体中进行交叉变异操作,形成新抗体群。

(7) 更新抗体群:抗体群中适应度低的抗体被记忆细胞中适应度高的抗体替换,以产生下一代抗体群。

(8) 结束:若算法满足终止条件,则结束算法;否则转到步骤(3)。

近年来,人工免疫算法已广泛用于科学研究和工程实践中,其在信号处理领域中的典型应用主要有:

(1) 模式识别:2008年,邓九英等^[109]提出了基于AIS的模式识别算法,该算法收敛快,准确性较高;同年,Rabbani等^[110]将混合免疫算法用于模式识别中的聚类问题;其后,又有学者陆续提出了多种聚类方法^[111, 112]。

(2) 图像处理:王洪亮等^[113]于2004年提出了基于人工免疫算法的最大熵图像分割方法;2009年,陈涛等^[114]将人工免疫算法应用于图像增强中,取得了良好效果;

(3) 医学图像配准:2008年,宋维杰等^[115]利用人工免疫算法改善医学图像配准性能;其后,Li等^[116]构造了利用点特征和强度特征的人工免疫算法,并将其应用于医学图像配准中;2011年,Du等^[117]提出了改进的人工免疫算法,也将其用于医学图像配准。

1.12 克隆选择算法

1955年,Jerne提出了克隆选择原理,后来经Burnet发展和完善^[118],已成为免疫系统的基本理论之一。经过长期的发展,Castro^[119]于1999年在借鉴免疫系统克隆选择原理的基础上,提出了克隆选择算法(Clonal selection algorithm, CSA),其步骤如下:

(1) 初始化种群,设记忆单元和保留群体分别为 M 和 P_r , 初始化种群 $P=M+P_r$;

(2) 根据抗体—抗原亲和度来选择 n 个个体构成种群(P_n);

(3) 对这最好的 n 个个体进行克隆,生成一个临时种群 C , C 的规模和抗体—抗原亲和度成正比;

(4) 对临时种群 C 进行变异,得到抗体群 C_1 , 变异的概率和抗体—抗原亲和度相对应;

(5) 从抗体群 C_1 中选取亲和度较好的个体组成记忆单元 M , C_1 中亲和度高的个体将取代保留群体 P_r 中亲和度低的个体。

克隆选择算法继承了生物免疫系统的一些属性,具有自组织、自识别、自学习和自记忆的能力,因此可以避免优秀抗体的丢失,有利于收敛到全局最优解,已被广泛用于滤波器设计、图像处理、多用户检测和模式识别等领域。

(1) 滤波器设计:王琼等^[120]提出了用 CSA 算法设计 FIR 滤波器;洪露^[121]采用 CSA 算法完成了 IIR 数字滤波器的设计;文献^[122]将 CSA 算法应用于层叠滤波器的设计。

(2) 图像处理:李爽等^[123]将 CSA 算法用于 PET-CT 医学图像融合中,有效地避免了过早收敛问题;2009 年,Bhaduri^[124]提出了一种基于混合蛙跳的克隆选择算法,将其用于彩色图像分割中,效果明显;在图像压缩方面,Liu 等^[125]于 2010 年提出了基于克隆选择算法的图像压缩方法;同年,任健等^[126]提出了基于分布式克隆选择算法的图像增强方案,使得增强后的图像更加清晰。

(3) 多用户检测:Li 等^[127]于 2005 年提出了基于拉马克进化的克隆选择算法,并将其用于多径信道的 CDMA 多用户检测;2007 年,常青等^[128]利用改进的克隆选择算法进行多用户检测,该算法具有较强的抗干扰能力。

(4) 模式识别:2008 年,黄磊等^[129]提出了基于多存储机制的克隆选择算法,将其应用于模式识别中;2010 年,刘若辰等^[130]提出了基于免疫优势的克隆选择聚类算法,该方法具有良好的稳定性;文献^[131]将克隆选择算法应用于模式识别中,取得了良好的分类效果。

1.13 小世界网络

小世界现象源于社会心理学家 Milgram 在 1960 年代有关美国社交网络中最短路径的研究^[132]。在 1998 年,Watts 和 Strogatz^[133]提出了基于人类社会网络的小世界网络(Small-world network, SWN)模型。

图 1 给出了网络类型示意图。小世界网络是由规则网络向随机网络过渡的中间网络形态,具体描述如下:设最近邻耦合网络含有 N 个节点,它们构成一个环形,环中每个节点与其左右相邻的 $k/2$ 个节点都是相连的,其中 k 为偶数,称为节点的度;然后对环进行随机加边,在随机选取的一对节点间以概率 p 加一条边,且任意两个不同节点间至多只有一条边,任一节点都不能有边与自身相连。这样,当 $p = 0$ 时,仍为规则网络,如图 1(a)所示;当 $p = 1$ 时,就是全局连接网络,如图 1(b)所示;当 $0 < p < 1$ 就构成了由规则网络向随机网络的过渡网络,即为小世界网络,如图 1(c)所示。

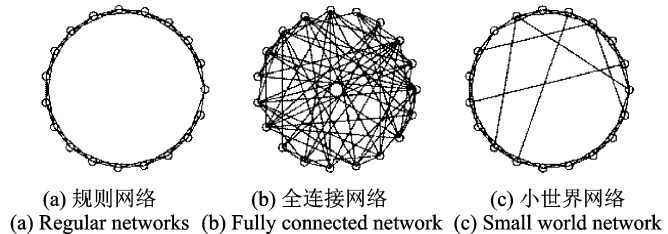


图 1 网络类型示意图

Fig. 1 Diagram of network types

SWN 在信号处理领域中的应用主要有:

(1) 通信网络:Brust 等^[134]提出了 SWN 拓扑控制方法,并将其用于移动点对点网络;2010 年,郑耿忠等^[135]将 SWN 理论引入无线传感器网络,用于分析网络拓扑结构,提高网络性能;Verma 等^[136]在无线 Mesh 网络中引用了小世界模型;2015 年,Dong 等^[137]研究了无线网络的两个小世界网络模型,并进行了评估。

(2) 路由优化:2009 年,王兴伟等^[138]提出了一种基于 SWN 优化算法的 ABC 支持型 QoS 单播路由机制;2015 年,Zhang 等^[139]将小世界模型用于 Ad Hoc 网络,改善了网络生存能力。

(3) 模式识别: Wu 等^[140]提出了基于二进制的小世界优化聚类新方法,其聚类效果良好;杨成慧等^[141]将小世界优化算法用于神经网络,提出了基于层连优化的多层前向小世界神经网络,取得了良好效果。

(4) 滤波器设计: Kong 等^[142]提出了基于小世界网络的窗函数设计方法,克服了传统窗函数设计方法计算量大等问题。

2 结论与展望

从其模型的建立过程可以看出,作为一类概率型的全局优化算法,仿生优化算法具有计算效率高、鲁棒性强、算法简单、易于实现、对硬件要求低和易于推广等优点;同时,仿生优化算法在求解复杂优化问题时也常表现出良好的性能,且优化性能不依赖于优化问题本身。此外,仿生优化算法具有潜在的并行性和分布式等特点,这使得它们易与多种启发式算法结合,为处理大量数据提供了技术保证。各种仿生算法的主要特点如表 1 所示。

表 1 仿生算法主要异同点

Tab. 1 Similarities and differences of bionics algorithms

算法	正反馈	跟踪性	初值敏感度	梯度信息	可调参数	收敛速度	算法复杂度
ACO	有		敏感	无	少	慢	简单
PSO			敏感	需要	少	快	简单
BFO			不敏感	无	多	慢	简单
ABC			不敏感	无	少	快	简单
AFS		有	敏感	无	多	先快后慢	简单
GSO			不敏感	梯度自由	少	慢	简单
WCA			不敏感	无	少	快	简单
BA			不敏感	无	多	快	复杂
CSO			不敏感	无	少	快	简单
EA			不敏感	无	少	慢	简单
AIS			不敏感	无	少	慢	复杂
CSA			不敏感	无	少	快	复杂
SWN			不敏感	无		快	简单

由表 1 可以看出,蚁群算法采用正反馈原理,有较强的搜索最优解能力,算法中可调参数较少,复杂度低,但其对初值敏感且在整个寻优中计算量大,收敛速度慢,因此参数设置以及提高寻优速度一直是蚁群算法研究的热点;粒子群算法操作简单,收敛速度较快,但其存在搜索精度不高且易陷入局部最优等缺点,因而提高全局寻优能力和搜索精度是粒子群算法的研究方向;细菌觅食算法的最大优点是较强的并行处理和全局搜索能力,但其整体性能易受参数影响及收敛速度不快,故其研究主要集中于参数调整和提高收敛速度;人工鱼群算法跳出局部解能力强,但收敛速度先快后慢且搜索精度不高,其所得解为可行解,因此如何得到高精度的数值解以及提高后期收敛速度是研究重点;人工萤火虫算法的优势在于调节参数少、计算速度快,但存在后期收敛速度慢、易陷入局部最优等缺陷,故提高算法全局搜索和寻优能力是研究重点;人工蝙蝠算法具有良好的搜索速度和收敛性,但其参数较多、算法复杂且易陷入局部最优,因而需要完善算法理论,降低计算复杂度,提高全局搜索能力和算法稳定性。相比于以上几种算法,人工蜂群算法、人工狼群算法和人工鸡群算法不仅可调参数较少、计算简洁,且收敛速度快,但其大都存在易陷入局部最优、精度不高等缺点,故需要进一步提高算法全局寻优能力和搜索精度等。

以上 9 种算法均是基于群体智能的思想,它们的特点是算法复杂度相对较低。而进化算法、人工免

疫算法和克隆选择算法等则是基于“优生劣汰”的思想。其中,进化算法起源早、分支多且应用广泛,发展较为成熟;人工免疫算法虽然保持了种群多样性,但进化速度较慢,算法复杂,因此提高寻优速度和精度,降低算法复杂度一直是人工免疫算法的研究重点;克隆选择算法虽然收敛速度快,但其局部搜索能力与全局寻优能力矛盾,故需要研究平衡寻优能力,在加快进化速度的同时,保持收敛于全局最优解。

总的来说,上述仿生学优化算法均具有并行搜索、易跳出局部极值点等优点,它们都在一定程度上可有效地解决 NP-hard 问题,且在语音处理、图像处理、模式识别、通信系统与网络、电力系统等方面得到了广泛应用。但每种仿生优化算法的特点和优势不同,因而在信号处理中的应用也有所差异。例如,蚁群算法更适合解决动态最短路径问题,在处理网络路由方面更具优势;粒子群算法和人工鱼群算法更适合解决模式识别、电力系统等场所中的连续优化问题;细菌觅食算法更适合解决控制系统中的选择性问题;人工蜂群算法和人工萤火虫算法在图像处理、模式识别和通信系统中应用较多;人工狼群算法、蝙蝠算法和人工鸡群算法虽然理论不够完善,但均具有一定智能搜索能力,在人工智能、模糊控制等方向更具应用潜力;进化算法、人工免疫算法和克隆选择算法常用于解决图像处理、模式识别等场所的复杂多目标优化或分类问题;小世界网络多用于求解网络拓扑、路由选择等优化问题。

仿生学研究的突出特点是广泛地运用模拟、类比和模型方法。仿生算法的目的不是直接复制生物系统的每个细节,而是通过借助生物系统的工作机理,来实现特定的功能。在仿生学研究中,生物原型、数学模型和硬件模型这三方面最为重要,且密切相关:生物模型是基础,硬件模型是目的,数学模型则是两者间的桥梁。例如:就进化算法而言,事物或信息只要满足:(1)可自我复制;(2)复制会以一定概率出错;(3)不同错误的生存概率不同;(4)错误也可被复制,则该事物或信息就可以用进化算法进行处理。

基于以上分析,仿生学优化算法在处理问题时表现出很强的鲁棒性与灵活性,其潜在的并行性和开放性正是目前分布式处理所需的有效解决方法。但由于生物系统的复杂性,探索某种生物系统的机制需要相当长的时间,解决实际问题也需要多学科长时间密切协作,这既是限制仿生学发展的主要因素,也是仿生学获得突破的必然之路。可以预计,随着生物学研究成果的不断丰富和信息技术的快速发展,仿生学优化算法必将突破传统模型的束缚,向高智能、高性能和高融合度的方向进一步发展。

参考文献:

- [1] 赵吉. 群体智能算法研究及其应用[D]. 无锡: 江南大学, 2009.
Zhao Ji. Study on the swarm intelligent algorithm and its application[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2009.
- [2] 孙久荣, 戴振东. 仿生学的现状和未来[J]. 生物物理学报, 2007, 23(2): 109-115.
Sun Jiurong, Dai Zhendong. Bionics today and tomorrow[J]. Acta Biophysica Sinica, 2007, 23(2): 109-115.
- [3] Dorigo M. Optimization, learning and natural algorithms[D]. Italy: Politecnico di Milano, 1992.
- [4] Gambardella L M, Dorigo M. Ant-Q: A reinforcement learning approach to the traveling salesman problem[C]// 12th International Conference on Machine Learning. Tahoe City, USA: Morgan Kaufmann, 1995: 252-260.
- [5] Stutzle T, Hoos H. Improvements on the ant system: Introducing the MAX-MIN ant system[C]// The International Conference on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms. Norwich: Springer Verlag, 1997.
- [6] 高尚. 解旅行商问题的混沌蚁群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2005(9): 102-106.
Gao Shang. Solving traveling salesman problem by chaos ant colony optimization algorithm[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2005(9): 102-106.
- [7] Li P C, Song K P, Yang E L. Quantum ant colony optimization with application[C]// Sixth International Conference on Natural Computation. Yantai, China: IEEE, 2010: 2989-2993.
- [8] 张兆军, 冯祖仁, 陈竹青. 简化蚁群算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(9): 1325-1330.
Zhang Zhaojun, Feng Zuren, Chen Zhuqing. Simplified ant colony optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2012, 27(9): 1325-1330.
- [9] Ruud S, Owen H, Janet B. Ant-like agents for load balancing in telecommunications networks[C]// First International Conference on Autonomous Agents. Marina del Rey, USA: ACM, 1997: 209-216.
- [10] Osama H H, Tarek N S, Jong L M. Probability routing algorithm for mobile Ad Hoc networks' resources management[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(12): 2248-2259.

- [11] Yan J F, Gao Y, Yang L. Ant colony optimization for wireless sensor networks routing[C]// International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC). Guilin, China: IEEE, 2011, 1: 400-403.
- [12] Vijayalakshmi P, Francis S A J, Abraham Dinakaran J. A robust energy efficient ant colony optimization routing algorithm for multi-hop ad hoc networks in MANETs[J]. *Wireless Networks*, 2016, 22(6): 2081-2100.
- [13] Wang X N, Feng Y J, Feng Z R. Ant colony optimization for image segmentation[C]// International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Guangzhou, China: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2005: 5355-5360.
- [14] Le H M S, Kallel A, Descombes X. Ant colony optimization for image regularization based on a nonstationary Markov modeling[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(3): 865-878.
- [15] 蒋伟杰. 基于改进蚁群算法高速采集图像模糊区域分割[J]. *计算机仿真*, 2015(12):337-381.
Jiang Weijie. Fuzzy region segmentation of high speed acquisition images based on improved ant colony algorithm[J]. *Computer Simulation*, 2015(12):337-381.
- [16] 杨思燕, 曹文灿, 李世平. 结合高阶图模型与蚁群优化的图像匹配方法[J]. *西安电子科技大学学报*, 2017(1):159-164.
Yang Siyan, Cao Wencan, Li Shiping. Second-order graph model ant colony optimization based image matching[J]. *Journal of XiDian University*, 2017(1):159-164.
- [17] Wang L, Wu Q D. Linear system parameters identification based on ant system algorithm[C]// IEEE Conference on Control Applications. Mexico City: IEEE, 2001: 401-406.
- [18] Li L X, Yang Y X, Peng H P, et al. Parameters identification of chaotic systems via chaotic ant swarm[J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2006, 28(5): 1204-1211.
- [19] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [20] Shi Y H, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]// IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage, USA: IEEE, 1998: 69-73.
- [21] 张长胜, 孙吉贵, 欧阳丹彤. 一种自适应离散粒子群算法及其应用研究[J]. *电子学报*, 2009, 37(2): 299-304.
Zhang Changsheng, Sun Jigui, Ouyang Dantong. A self-adaptive discrete particle swarm optimization algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(2): 299-304.
- [22] 吴晓军, 杨战中, 赵明. 均匀搜索粒子群算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(6): 1261-1266.
Wu Xiaojun, Yang Zhanzhong, Zhao Ming. A uniform searching particle swarm optimization algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(6): 1261-1266.
- [23] 于洋, 谭学治, 殷聪, 等. 基于二进制混沌粒子群算法的认知决策引擎[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2014, 46(3): 8-13.
Yu Yang, Tan Xuezi, Yin Cong, et al. Cognitive decision engine based on binary chaotic particle swarm optimization[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2014, 46(3): 8-13.
- [24] 刘峰, 宣士斌, 刘香品. 基于云自适应粒子群优化粒子滤波的视频目标跟踪[J]. *数据采集与处理*, 2015, 30(2): 452-463.
Liu Feng, Xuan Shibin, Liu Xiangpin. Video target tracking based on new cloud adaptive particle swarm optimization particle filter[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2015, 30(2): 452-463.
- [25] Das T K, Venayagamoorthy G K. Optimal design of power system stabilizers using a small population based PSO[C]// IEEE Power & Energy Society General Meeting. Montreal, Canada: IEEE, 2006: 1-7.
- [26] Das T K, Venayagamoorthy G K. Bio-inspired algorithms for the design of multiple optimal power system stabilizers: SPPSO and BFA[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2008, 44(5): 1445-1457.
- [27] 李振坤, 陈星莺, 余昆, 等. 配电网重构的混合粒子群算法[J]. *中国电机工程学报*, 2008, 28(31): 35-41.
Li Zhenkun, Chen Xingying, Yu Kun, et al. Hybrid particle swarm optimization for distribution network reconfiguration [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(31): 35-41.
- [28] Parsopoulos K E, Kariotou F, Dassiou G, et al. Tackling magnetoencephalography with particle swarm optimization[J]. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 2009, 1(1/2): 32-49.
- [29] Gunasundari S, Janakiraman S, Meenambal S. Velocity bounded boolean particle swarm optimization for improved feature selection in liver and kidney disease diagnosis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 56: 28-47.
- [30] Holden N, Freitas A A. A hybrid PSO/ACO algorithm for discovering classification rules in data mining[J]. *Journal of Artificial Evolution and Applications*, 2008, 28:1-11.
- [31] Ramadan R M, Abdel-Kader R. Particle swarm optimization for human face recognition[C] //IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT). Ajman, UAE: IEEE, 2009: 579-584.
- [32] Singh M K. Localization in wireless sensor network using merged population based particle swarm optimization; LMPPSO

- [C]// Annual IEEE India Conference. Hyderabad, India: IEEE, 2011:1-6.
- [33] 李海林,周建江,谭静,等. 基于MOPSO算法的卫星共形阵列天线多波束形成[J]. 数据采集与处理,2014,29(3):415-420.
Li Hailin, Zhou Jianjiang, Tan Jing, et al. Multi-beam forming of satellite conformal array antenna based on multi-objective particle swarm optimization[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(3): 415-420.
- [34] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. IEEE Control Systems Magazine, 2002, 22(3): 52-67.
- [35] Datta T, Misra I S. A comparative study of optimization techniques in adaptive antenna array processing: The bacteria-foraging algorithm and particle-swarm optimization[J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 2009, 51(6): 69-81.
- [36] Li F, Zhang Y T, Wu J L, et al. Quantum bacterial foraging optimization algorithm[C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Beijing, China: IEEE, 2014: 1265-1272.
- [37] Yan X H, Zhang Z C, Guo J W, et al. A modified bacterial foraging optimization algorithm for global optimization[C]// 12th International Conference on Intelligent Computing Theories and Application. Lanzhou, China: Springer Verlag, 2016: 627-635.
- [38] Tripathy M, Mishra S. Bacteria foraging-based to optimize both real power loss and voltage stability limit[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(1): 240-248.
- [39] Vahedi H, Hosseini S H, Noroozian R. Bacterial foraging algorithm for security constrained optimal power flow[C]// 7th International Conference on the European Energy Market. Madrid, Spain: IEEE, 2010: 1-6.
- [40] Panda G, Mishra S, Lakshmi Y V S. Bacteria foraging based independent component analysis[C]// IEEE International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications. Sivakasi, India: IEEE, 2007: 527-531.
- [41] 李丹,唐普英. 基于细菌觅食的盲源分离算法研究[J]. 通信技术,2011,44(12):150-152.
Li Dan, Tang Puying. Study on blind source separation algorithm based on bacterial foraging [J]. Communications Technology, 2011, 44(12): 150-152.
- [42] Dasgupta S, Biswas A, Das S, et al. Automatic circle detection on images with an adaptive bacterial foraging algorithm[C]// Genetic and Evolutionary Computation Conference. New York, USA: Association for Computing Machinery, 2008: 1695-1696.
- [43] Gholami-Boroujeny S. Non-linear active noise cancellation using a bacterial foraging optimization algorithm[J]. Signal Processing, 2012, 6(4): 364-373.
- [44] Sathya P D. Image segmentation using minimum cross entropy and bacterial foraging optimization algorithm[C]// IEEE International Conference on Emerging Trends in Electrical and Computer Technology. Tamil Nadu, India: IEEE, 2011: 500-506.
- [45] 周逊,郭敏,马苗. 细菌觅食算法优化归一化准则的彩色图像分割[J]. 西北大学学报(自然科学版),2015,45(1):40-44.
Zhou Xun, Guo Min, Ma Miao. Color image segmentation based on bacterial foraging optimization and normalized cut algorithm[J]. Journal of Northwest University(Natural Science Edition), 2015, 45(1): 40-44.
- [46] Saadi S, Kouzou A, Guessoum A, et al. Bacterial foraging algorithm for neutron radiography image quality improvement [C]// 7th International Multi-Conference on Systems Signals and Devices. Amman, Jordan: IEEE, 2010: 1-6.
- [47] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Technical Report-TR06, Turkey: Erciyes University, 2005: 1-10.
- [48] 高卫峰,刘三阳,姜飞,等. 混合人工蜂群算法[J]. 系统工程与电子技术,2011,33(5):1167-1170.
Gao Weifeng, Liu Sanyang, Jiang Fei, et al. Hybrid artificial bee colony algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(5): 1167-1170.
- [49] 毕晓君,王艳娇. 改进人工蜂群算法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2012,33(1):117-123.
Bi Xiaojun, Wang Yanjiao. A modified artificial bee colony algorithm and its application[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2012, 33(1): 117-123.
- [50] 朱冰莲,朱方方,苏红宏,等. 基于逻辑运算的离散人工蜂群算法[J]. 电子学报,2015,43(11):2161-2166.
Zhu Binglian, Zhu Fangfang, Su Honghong, et al. Discrete artificial bee colony algorithm based on logic operation[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(11): 2161-2166.
- [51] Benala T R, Villa S H, Jampala S D, et al. A novel approach to image edge enhancement using artificial bee colony optimization algorithm for hybridized smoothing filters [C]// World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing. Coimbatore, India: IEEE, 2009: 1071-1076.
- [52] 阿里木·赛买提,杜培军,柳思聪. 基于人工蜂群优化的二维最大熵图像分割[J]. 计算机工程,2012,38(9):223-225.
Alim Samat, Du Peijun, Liu Sicong. Maximum 2D entropy image segmentation based on artificial bee colony optimization

- [J]. *Computer Engineering*, 2012, 38(9): 223-225.
- [53] Okdem S, Karaboga D, Ozturk C. An application of wireless sensor network routing based on artificial bee colony algorithm [C]// *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. LA, USA: IEEE, 2011: 326-330.
- [54] Kheyrihassankandi J, Naebi A, Taghdisi H, et al. Artificial bee colony algorithm construction minimum connected dominating set in wireless networks [C]// *International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCE)*. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, 2012: 391-395.
- [55] Li X B, Shi A W, Liu L. Cognitive radio power allocation based on artificial bee colony algorithm [C]// *31th Chinese Control Conference*. Hefei, China: IEEE, 2012: 5809-5813.
- [56] Marinakis Y, Marinaki M, Matsatsins N. A hybrid discrete artificial bee colony-GRASP algorithm for clustering [C]// *International Conference on Computers & Industrial Engineering*. Troyes, France: IEEE, 2009: 548-553.
- [57] 刘雷, 王洪国, 邵增珍, 等. 一种基于蜂群原理的划分聚类算法 [J]. *计算机应用研究*, 2011, 28(5): 1699-1702.
Liu Lei, Wang Hongguo, Shao Zengzhen, et al. Partition clustering algorithm based on artificial bee colony principal [J]. *Application Research of Computers*, 2011, 28(5): 1699-1702.
- [58] Celik M, Karaboga D, Koylu F. Artificial bee colony data miner (ABC-Miner) [C]// *International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications*. Istanbul, Turkey: IEEE, 2011: 96-100.
- [59] Li X L, Qian J X. Studies on artificial fish swarm optimization algorithm based on decomposition and coordination techniques [J]. *Journal of Circuits and Systems*, 2003, 8(1): 1-6.
- [60] Xue P. Adaptive hybrid artificial fish school algorithm for solving the real roots of polynomials [C]// *10th International Conference on Intelligent Computing (ICIC)*. Taiyuan, China: Springer Verlag, 2014, 8588: 48-54.
- [61] 侯剑, 刘方爱, 冷严, 等. 一种新的人工鱼群协同优化算法 [J]. *计算机仿真*, 2015, 32(9): 267-270.
Hou Jian, Liu Fangai, Leng Yan, et al. A novel artificial fish swarm collaborative optimization algorithm [J]. *Computer Simulation*, 2015, 32(9): 267-270.
- [62] 丁生荣, 马苗, 郭敏. 人工鱼群算法在自适应图像增强中的应用 [J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(2): 185-187.
Ding Shengrong, Ma Miao, Guo Min. Application of artificial fish swarm algorithm in self-adaptive image enhancement [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(2): 185-187.
- [63] 潘喆, 吴一全. 二维 Otsu 图像分割的人工鱼群算法 [J]. *光学学报*, 2009, 29(8): 2115-2121.
Pan Zhe, Wu Yiquan. The two-dimensional otsu thresholding based on fish-swarm algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(8): 2115-2121.
- [64] 廖灿星, 张平, 李行善, 等. 基于混合人工鱼群算法的传感器网络优化 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2010, 36(3): 373-377.
Liao Canxing, Zhang Ping, Li Xingshan, et al. Optimal deployment in sensor networks based on hybrid artificial fish school algorithm [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2010, 36(3): 373-377.
- [65] 何登旭, 曲良东. 人工鱼群聚类分析算法 [J]. *计算机应用研究*, 2009, 26(10): 3666-3668.
He Dengxu, Qu Liangdong. Algorithm for clustering analysis based on artificial fish-school algorithm [J]. *Application Research of Computers*, 2009, 26(10): 3666-3668.
- [66] Krishnanand K N, Ghose D. Detection of multiple source locations using a glowworm metaphor with applications to collective robotics [C]// *IEEE Swarm Intelligence Symposium*. California, USA: IEEE, 2005: a84-a91.
- [67] Krishnanand K N, Ghose D. Multimodal function optimization using a glowworm metaphor with applications to collective robotics [C]// *The Second Indian International Conference on Artificial Intelligence*. Pune, India: DBLP, 2005: b328-b346.
- [68] Krishnanand K N, Ghose D. Glowworm swarm optimization for simultaneous capture of multiple local optima of multimodal functions [J]. *Swarm Intelligence*, 2009, 3(2): 87-124.
- [69] Du M Y, Lei X J, Wu Z Q. A simplified glowworm swarm optimization algorithm [C]// *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. Beijing, China: IEEE, 2014: 2861-2868.
- [70] 刘俊彤, 王可人, 冯辉, 等. 一种基于认知引擎的 t 分布变异萤火虫算法 [J]. *数据采集与处理*, 2015, 30(4): 909-914.
Liu Juntong, Wang Keren, Feng Hui, et al. GSO algorithm with t -distribution mutation for cognitive engine [J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2015, 30(4): 909-914.
- [71] Amruth P, Krishnanand K N, Guruprasad M H, et al. Glowworm-inspired robot swarm for simultaneous taxis towards multiple radiation sources [C]// *IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Orlando, USA: IEEE, 2006: 958-963.
- [72] Senthilnath J, Omkar S N, Mani V, et al. Multi-spectral satellite image classification using glowworm swarm optimization [C]// *IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Vancouver, Canada: IEEE, 2011: 47-50.

- [73] Horng M H, Jiang T W. Multilevel Image Thresholding selection based on the firefly algorithm[C]// 7th International Conference on Ubiquitous Intelligence & Computing. Xi'an, China; IEEE, 2010; 58-63.
- [74] Leidenfrost R, Elmenreich W, Bettstetter C. Fault-Tolerant averaging for self-organizing synchronization in wireless Ad Hoc networks[C]// International Symposium on Wireless Communication System. York, UK; IEEE, 2010; 721-725.
- [75] Jiang H, Tang X H. Polarimetric MIMO radar target detection based on glowworm swarm optimization algorithm[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Florence, Italy; IEEE, 2014; 805-809.
- [76] Yang C G, Tu X Y, Chen J. Algorithm of marriage in honey bees optimization based on the wolf pack search[C]// International Conference on Intelligent Pervasive Computing. Jeju City, South Korea; IEEE, 2007; 462-467.
- [77] Liu C A, Yan X H, Liu C Y, et al. The wolf colony algorithm and its application[J]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 20(2): 212-216.
- [78] Fong S, Deb S, Hanne T, et al. Eidetic wolf search algorithm with a global memory structure[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 254(1): 19-28.
- [79] Han W H, Shen X H, Hou E, et al. Precision time synchronization control method for smart grid on wolf colony algorithm [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2016, 78: 816-828.
- [80] 刁鸣,钱荣鑫,高洪元. 狼群优化的神经网络频谱感知算法[J]. 计算机工程与应用, 2016(19): 107-110.
Diao Ming, Qian Rongxin, Gao Hongyuan. Spectrum sensing algorithm based on neural network with wolf pack optimization [J]. Computer Engineering and Applications, 2016(19): 107-110.
- [81] 伊廷华,王传伟,李宏男. 基于等级划分狼群算法的三维传感器优化布置方法研究[J]. 建筑结构学报, 2014, 35(4): 223-229.
Yi Tinghua, Wang Chuanwei, Li Hongnan. Hierarchic wolf algorithm for optimal triaxial sensor placement[J]. Journal of Building Structures, 2014, 35(4): 223-229.
- [82] 鄢小虎,柳长安. 基于生物智能的移动机器人路径规划研究[D]. 北京:华北电力大学, 2010.
Yan Xiaohu, Liu Changan. Research on path planning for mobile robot based on the biological intelligence[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2010.
- [83] Yang X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[C]// Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO). Tenerife, Spain; Springer Verlag, 2010; 65-74.
- [84] Deng Y M, Duan H B. Chaotic mutated bat algorithm optimized edge potential function for target matching[C]// 10th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Auckland, New Zealand; IEEE, 2015; 1049-1053.
- [85] Miodragovic G R, Bulatovic R R. Loop bat family algorithm (Loop BFA) for constrained optimization[J]. Journal of Science and Technology, 2015, 29(8): 3329-3341.
- [86] Topal A O, Altun O. A novel meta-heuristic algorithm; Dynamic virtual bats algorithm[J]. Information Sciences. 2016, 354: 222-235.
- [87] Prajna K, Rao G S, Reddy K V V S, et al. Application of bat algorithm in dual channel speech enhancement[C]// International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP). Melmaruvathur, India; IEEE, 2014; 1457-1461.
- [88] Senthilnath J, Kulkarni S, Benediktsson J A. A novel approach for multispectral satellite image classification based on the bat algorithm[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2016, 13(4): 599-603.
- [89] Abd-Elazim S M, Ali E S. Load frequency controller design via BAT algorithm for nonlinear interconnected power system [J]. International Journal of Electrical Power & Energy System. 2016, 77: 166-177.
- [90] Mehran R, Ahmad G, Mir M E. Robust adaptive control of a bio-inspired robot manipulator using bat algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 56: 164-176.
- [91] Padmavathi K, Sri K. Improved bat algorithm for the detection of myocardial infarction[J]. SpringerPlus, 2015, 4(1): 1-18.
- [92] Meng X B, Gao X Z, Zhang H Z, et al. A new bio-inspired algorithm; Chicken swarm optimization[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2014, 8794: 86-94.
- [93] Chen Y L, He P L, Zhang Y H. Combining penalty function with modified chicken swarm optimization for constrained optimization[C]// International Conference on Information Sciences, Machinery, Materials and Energy (ICISMME). Chongqing, China; Atlantis Press, 2015; 1899-1907.
- [94] Wu D H, Kong F, Gao W Z, et al. Improved chicken swarm optimization[C]// IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Shenyang, China; IEEE, 2015; 681-686.

- [95] Subhabrata Banerjee, Sudipta Chattopadhyay. Improved serially concatenated convolution turbo code (SCCTC) using chicken swarm optimization[C]// IEEE Power, Communication and Information Technology Conference (PCITC). Bhubaneswar, India; IEEE, 2015:268-273.
- [96] Chen P, Mao Y Y. Wireless sensor network node localization algorithm based on chicken swarm optimization and multi-power mobile anchor[C]// 3rd International Conference on Materials Engineering Manufacturing Technology and Control. Sanya, China; IEEE, 2016: 245-250.
- [97] 洪杨,于凤琴. 改进的鸡群算法并用于多分类器系数优化[J/OL]. <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.2016.1007.012.html>, 2016-02-16.
Hong Yang, Yu Fengqin. Improved chicken swarm optimization and its application in coefficients optimization of multi-classifier[J/OL]. <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20160216.1007.012.html>, 2016-02-16.
- [98] 王建锋,吴庆标. 分层遗传算法实现图像边缘检测[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(14): 95-97.
Wang Jianfeng, Wu Qingbiao. Edge detection design with hierarchic genetic algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(14): 95-97.
- [99] Situ N, Yuan X J, Zouridakis G, et al. Automatic segmentation of skin lesion images using evolutionary strategy[C]// IEEE International Conference on Image processing. San Antonio, USA; IEEE, 2007: VI-277-VI-280.
- [100] Mayuran S, Fernando W A C, Kalganova T, et al. Evolutionary strategy based improved motion estimation technique for H. 264 video coding[C]// Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Ottawa, Canada; IEEE, 2006: 2037-2040.
- [101] Alexandre E, Cuadra L, Rosa M, et al. Feature selection for sound classification in hearing aids through restricted search driven by genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2007, 15(8): 2249-2256.
- [102] Ma P C H, Chan K C C, Yao X, et al. An evolutionary clustering algorithm for gene expression microarray data analysis [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 296-314.
- [103] 宋文展,元昌安,覃晓,等. 一种限制输出模型规模的集成进化分类算法[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1): 197-204.
Song Wenzhan, Yuan Changan, Qin Xiao, et al. Ensemble evolve classification algorithm for controlling size of final model [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2016, 31(1): 197-204.
- [104] Zhang M F, Cheng L, Tao W, et al. Optimization design of low-profile helical antennas based on differential evolutionary strategy[C]// IEEE International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology. Nanjing, China; IEEE, 2008: 601-604.
- [105] Ridwan M, Abdo M, Jorswieck E. Design of non-uniform antenna arrays using genetic algorithm[C]// International Conference on Advanced Communication Technology. Seoul, Korea; IEEE, 2011: 422-427.
- [106] Moghaddam E S. Design of a printed Quadrifilar-Helical antenna on a dielectric cylinder by means of a genetic algorithm[J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 2011, 53(4): 262-268.
- [107] Zhu X M, Yang Q, Li M, et al. A circularly polarized waveguide slot array antennabased on genetic algorithm[C]// 5th Global Symposium on Millimeter Waves. Harbin, China; IEEE, 2012: 155-158.
- [108] Abbass H A, Sarker R A, Newton C S. Data mining: A heuristic approach[M]. UK: Idea Publishing Group, 2002: 209-230.
- [109] 邓九英,毛宗源,罗英辉. 基于人工免疫网络的模式识别算法[J]. 华南理工大学学报, 2008, 36(1): 99-104.
Deng Jiuying, Mao Zongyuan, Luo Yinghui. Pattern recognizing algorithm based on artificial immune network[J]. Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition), 2008, 36(1): 99-104.
- [110] Rabbani M, Panahi H. An efficient hybrid artificial immune algorithm for clustering[C]// Eighth International Conference on Hybrid Intelligent Systems. Barcelona, Spain; IEEE, 2008: 374-379.
- [111] 公茂果,焦李成,马文萍,等. 基于流形距离的人工免疫无监督分类与识别算法[J]. 自动化学报, 2008, 34(3): 367-375.
Gong Maoguo, Jiao Licheng, Ma Wenping, et al. Unsupervised classification and recognition using an artificial immune system based on manifold distance[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(3): 367-375.
- [112] Cheng H P, Cheng C S. A hybrid multiclass classifier based on artificial immune algorithm and support vector machine [C]// 3rd International Conference on Data Mining and Intelligent Information Technology. Macao, China; IEEE, 2011: 46-50.
- [113] 王洪亮,李久贤. 基于人工免疫系统的最大熵图像分割算法及图像跟踪系统的研究[D]. 南京:东南大学, 2004.
Wang Hongliang, Li Jiuxian. Study of an image segmentation algorithm of maxim entropy method based on artificial immune system & image tracking system[D]. Nanjing: Southeast University, 2004.

- [114] 陈涛. 人工免疫算法及其在图像增强中的应用[D]. 太原:太原理工大学, 2009.
Chen Tao. Research on artificial immune algorithm and its application in image enhancement[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2009.
- [115] 宋维杰,朱冰莲. 基于人工免疫系统的医学图像配准算法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2008.
Song Weijie, Zhu Binglian. Research on medical image registration algorithm based on artificial immune system[D]. Chongqing: Chongqing University, 2008.
- [116] Li H, Wang C, Wang A N. Medical image registration based on more features and artificial immune algorithm[C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence. Hainan Island, China; IEEE, 2009; 469-472.
- [117] Li X, Du R H. A medical image registration techniques based on improved artificial immune algorithm[C]// International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer. Jilin, China; IEEE, 2011; 1110-1113.
- [118] Burnet F M. The clonal selection theory of acquired immunity[M]. UK: Cambridge University Press, 1959.
- [119] Castro L N D, Zuben F J V. The clonal selection algorithm with engineering applications[C]// The Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO00). Las Vegas, USA, 2000; 36-37.
- [120] 王琼,全书海,徐化伟,等. 基于克隆选择算法的 FIR 滤波器的设计[J]. 武汉理工大学学报, 2007, 29(8): 125-127.
Wang Qiong, Quan Shuhai, Xu Huawei, et al. Design of FIR filter based on clonal selection algorithm[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2007, 29(8): 125-127.
- [121] 洪露,沈记全,穆志纯. 基于克隆选择调节算法的 IIR 数字滤波器设计[J]. 控制与决策, 2007, 22(11): 1264-1268.
Hong Lu, Shen Jiquan, Mu Zhichun. Design of IIR digital filter based on clonal selection adjustment algorithm[J]. Control and Decision, 2007, 22(11): 1264-1268.
- [122] 赵春晖,孙莉,付正威. 基于克隆选择算法的层叠滤波器的优化设计[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2007, 28(4): 456-460.
Zhao Chunhui, Sun Li, Fu Zhengwei. Optimizing stack filters through a clone selection algorithm[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2007, 28(4): 456-460.
- [123] 李爽,毕晓军. 基于克隆选择算法的 PET-CT 医学图像融合的实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2008.
Li Shuang, Bi Xiaojun. PET-CT medical image fusion based on clone selection algorithm[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2008.
- [124] Bhaduri A. Color image segmentation using clonal selection-based shuffled frog leaping algorithm[C]// International Conference on Advances in Recent Technologies in Communication and Computing. Kottayam, India; IEEE, 2009; 517-520.
- [125] Liu R C, Jiao L C, Zhang W, et al. Clonal selection algorithm for image compression[C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation. Barcelona, Spain; IEEE, 2010; 1-8.
- [126] 任健,邵定宏. 基于分布式克隆选择算法的图像增强方案[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(12): 2804-2806.
Ren Jian, Shao Dinghong. Image enhancement based on improved distributed clonal selection algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2010, 31(12): 2804-2806.
- [127] Li J, Jiao L C, He W H. Lamarkian clonal selection algorithm for CDMA multiuser detection over multi-path channels [C]// International Conference on Neural Networks and Brain. Beijing, China; IEEE, 2005; 601-606.
- [128] 常青,濮剑锋,高洪元,等. 基于改进的克隆选择算法的多用户检测技术[J]. 航空学报, 2007, 28(2): 391-396.
Chang Qing, Pu Jianfeng, Gao Hongyuan, et al. Applied improved clonal selection algorithm to multiuser detection[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(2): 391-396.
- [129] 黄磊,黄迪明. 基于 Multi-memory 机制的克隆选择算法及其在模式识别中的应用[J]. 计算机应用, 2008, 28(1): 112-115.
Huang Lei, Huang Diming. Clonal selection algorithm based on multi-memory mechanism with applications to pattern recognition[J]. Journal of Computer Applications, 2008, 28(1): 112-115.
- [130] 刘若辰,沈正春,贾建,等. 基于免疫优势的克隆选择聚类算法[J]. 电子学报, 2010, 38(4): 960-965.
Liu Ruochen, Shen Zhengchun, Jia Jian, et al. Immunodomaince based clonal selection clustering algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(4): 960-965.
- [131] 位耀光,郑德玲,周颖,等. 克隆选择算法的研究及其在模式识别中的应用[C]//第二十三届中国控制会议论文集(下册), 上海:华东理工大学出版社, 2004; 1045-1049.
Wei Yaoguang, Zheng Deling, Zhou Ying, et al. Research of clone selection algorithm and its application in pattern recognition[C]// The 23rd Chinese Control Conference (Volume II). Shanghai: East China University of Science and Technology Press, 2004; 1045-1049.
- [132] Milgram S. The small-world problem[J]. Psychology Today, 1967, 1(1): 61-67.

- [133] Watts D, Strogatz S. Collective dynamics of 'small-world' networks[J]. *Nature*, 1998, 393(6684): 440-442.
- [134] Brust M R, Ribeiro C H C, Turgut D, et al. LSWTC: A local small-world topology control algorithm for backbone-assisted mobile ad hoc networks[C]// *IEEE 35th Conference on Local Computer Networks*. Denver, USA: IEEE, 2010: 144-151.
- [135] 郑耿忠, 刘三阳, 齐小刚. 基于小世界网络模型的无线传感器网络拓扑研究综述[J]. *控制与决策*, 2010, 25(12): 1761-1768.
Zheng Gengzhong, Liu Sanyang, Qi Xiaogang. Survey on topology of wireless sensor networks based on small world network model[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(12): 1761-1768.
- [136] Verma C K, Tamma B R, Manoj B S, et al. A realistic small-world model for wireless mesh networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2011, 15(4): 455-457.
- [137] Dong Z Q, Wang Z, Xie W, et al. An experimental study of small world network model for wireless networks[C]// *36th IEEE Sarnoff Symposium*. Newark, USA: IEEE, 2015: 70-75.
- [138] 王兴伟, 杨海泉, 黄敏. 小世界优化 ABC 支持型单播路由机制[J]. *计算机工程*, 2009, 35(20): 123-125.
Wang Xingwei, Yang Haiquan, Huang Min. Small-world optimization ABC supported unicast routing scheme [J]. *Computer Engineering*, 2009, 35(20): 123-125.
- [139] Zhang W B, Han G J, Feng Y X, et al. A survivability clustering algorithm for Ad hoc network based on a small-world model[J]. *Wireless Personal Communications*, 2015, 84(3): 1835-1854.
- [140] Wu S W, Yin S H, Li M. A new approach for clustering problem based on binary small world optimization algorithms [C]// *IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering*. Zhangjiajie, China: IEEE, 2012: 412-416.
- [141] 杨成慧. 小世界理论在神经网络预测方法中的应用[D]. 北京: 北京交通大学, 2012.
Yang Chenghui. Small-world theory and application on neural network forecasting [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2012.
- [142] Kong L B, Chen Z, Yin F L. Optimum design of a window function based on the small-world networks[C]// *IEEE International Conference on Granular Computing*. Fremont, USA: IEEE, 2007: 97.

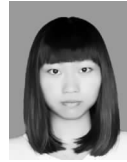
作者简介:



陈喆(1975-),男,副教授,博士生导师,研究方向:语音处理、图像处理和宽带无线通信技术, E-mail: zhechen@dlut.edu.cn.



耿国胜(1989-),男,硕士研究生,研究方向:数字信号处理、语音处理等。



崔行悦(1991-),女,博士研究生,研究方向:数字信号处理、图像处理等。



殷拓(1996-),女,本科生,研究方向:图像处理、信号处理等。



殷福亮(1962-),男,教授,博士生导师,研究方向:语音处理、图像处理和宽带无线通信技术, E-mail: flyin@dlut.edu.cn.

(编辑:王静)